**УДК 004.93**

***С.А. Субботин***
Запорожский национальный технический университет, г. Запорожье, Украина
subbotin@zntu.edu.ua

# Идентификация нейро-нечетких моделей для решения задач технической диагностики*

Разработан метод идентификации параметров диагностических моделей в нейро-нечетком базисе, позволяющий синтезировать в неитеративном режиме модели качественных зависимостей по прецедентам.

## Введение

Нейро-нечеткие сети [1], [2] являются эффективными и универсальными инструментами для автоматизации поддержки принятия диагностических решений и широко применяются на практике в различных задачах. Это объясняется, прежде всего, простотой аппаратной реализации этих моделей, их массовым параллелизмом вычислений, способностью к адаптации и обучению по прецедентам, универсальными аппроксимационными свойствами, а также возможностью последующего анализа человеком.

Основной проблемой при построении нейро-нечетких моделей является идентификация их структуры и значений настраиваемых параметров. Традиционно эта проблема решается путем задания пользователем типа структуры, количества слоев и нейронов в слоях сетей, а также последующего итеративного обучения моделей по прецедентам, представленным обучающей выборкой, выполняемого, как правило, на основе метода обратного распространения ошибки [1], [2]. Недостатками такого подхода являются высокая зависимость от пользователя (недостаточно высокий уровень автоматизации процесса синтеза моделей), а также итеративность (и, как следствие, низкая скорость) настройки значений управляемых параметров моделей, зависимость от выбора начальной точки и локальный характер поиска традиционных методов обучения.

**Целью работы** является создание метода, позволяющего идентифицировать структуру и параметры нечетких и нейро-нечетких моделей в неитеративном режиме, для автоматизации процесса построения диагностических моделей.

## Постановка задачи

Пусть задана обучающая выборка прецедентов $<x, y>$, где $x = \{x^s\}$, $x^s$ – $s$-й экземпляр выборки, $s$ – номер экземпляра выборки, $s = 1, 2, ..., S$, $x^s = \{x^s_j\}$, $x^s_j$ – значение $j$-го признака для экземпляра $x^s$, $j = 1, 2, ..., N$, $y = \{y^s\}$, $y^s$ – значение выходного признака (номер класса), сопоставленное экземпляру $x^s$, $y^s \in \{q\}$, $q = 1, 2, ..., K$, $q$ – номер класса, $K$ – количество классов, $K > 1$.

* Работа выполнена в рамках госбюджетной темы кафедры программных средств Запорожского национального технического университета «Информационные технологии автоматизации распознавания образов и принятия решений для диагностики в условиях неопределенности на основе гибридных нечеткологических, нейросетевых и мультиагентных методов вычислительного интеллекта» (№ гос. регистрации 0109U007673).

Тогда задача синтеза диагностической модели в нейро-нечетком базисе будет заключаться в идентификации структуры $f$ и значений параметров $w$ зависимости $y^s = f(w, x^s)$ по набору прецедентов <$x$, $y$>.

# Построение нечетких моделей

Для построения диагностической модели на основе набора прецедентов в нечетком базисе необходимо предварительно сформировать разбиение признакового пространства. Для этого предлагается использовать подход, предложенный в [3], [4]. После получения разбиения признакового пространства возможно определить функции принадлежности к нечетким термам. Далее на основе обучающей выборки можно оценить информативность нечетких термов и информативность признаков. После этого можно задать правило преобразования принадлежностей распознаваемого экземпляра к нечетким термам в принадлежность к классу с учетом информативностей. Метод синтеза диагностических моделей в нечетком базисе, реализующий данные соображения, может быть представлен как последовательность таких этапов.

1. Задать обучающую выборку прецедентов <$x$, $y$>.

2. Сформировать нечеткие термы. Для этого диапазон значений каждой входной переменной предлагается разбить на интервалы на основе метода [3], [4], не требующий экспертной информации, оперирующий только набором прецедентов (обучающей выборкой) и формирующий разбиение признаков на интервалы разной длины, обеспечивая высокую точность нечеткой модели. Для каждого $j$-го интервала $i$-го признака, $i = 1, 2, ..., N$; $j = 1, 2, ..., J_i$, определить: значение левой границы интервала $A_{ij}$; значение правой границы интервала $B_{ij}$; количество экземпляров обучающей выборки, попавших в интервал, $N_{ij}$; количество экземпляров обучающей выборки, попавших в интервал и принадлежащих к классу $q$, $N_{ijq}$; номер доминирующего класса в интервале $K_{ij}$:

$$K_{ij} = \arg \max_{q=1,2,...,K} N_{ijq}.$$

Для каждого интервала значений каждого признака задать функции принадлежности к нечетким термам. Для этого предлагается использовать функцию разности между сигмоидными функциями:

$$\mu_{ij}(x) = \frac{1}{1+e^{-\gamma(x_i - A_{ij})}} - \frac{1}{1+e^{-\gamma(x_i - B_{ij})}},$$

где $\gamma$ – некоторая константа, задающая крутизну сигмоидной функции, $\gamma > 1$.

3. Определить информативность $j$-го интервала $i$-го признака для $q$-го класса, $i = 1, 2, ...,N$; $j = 1, 2, ..., J_i$; $q = 1, 2, ..., K$, как долю экземпляров, принадлежащих к $q$-му классу, среди экземпляров, попавших в $j$-й интервал $i$-го признака:

$$I_{ijq} = \frac{N_{ijq}}{\sum_{p=1}^{K} N_{ijp}}.$$

4. Определить информативность $i$-го признака для $q$-го класса, $i =1, 2, ..., N$; $q = 1, 2, ..., K$, по всем интервалам по формуле:

$$I_{iq} = \frac{1}{J_i} \sum_{j=1}^{J_i} I_{ijq} \quad .$$

5. Определить правила для оценки принадлежности распознаваемого экземпляра $x^*$ для каждого $q$-го класса, $q = 1, 2, ..., K$, с учетом информативностей признаков:

$$\mu^q(x^*) = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N} I_{iq}} \sum_{i=1}^{N} \left( I_{iq} \frac{\sum_{j=1}^{J_i} \left( \mu_{ij}(x^*) I_{ijq} \right)}{\sum_{j=1}^{J_i} \left( I_{ijq} \right)} \right).$$

6. Задать правило дефаззификации для определения четкого номера класса распознаваемого экземпляра $x^*$:

$$q = \arg \max_{i=1,2,\ldots,N} \mu^q(x^*).$$

# Синтез нейро-нечетких моделей

Предложенный метод можно использовать для синтеза структуры и идентификации параметров нейро-нечетких моделей. Система нечеткого вывода, синтезированная на основе разработанного метода, может быть реализована в виде четырехслойной нейро-нечеткой сети, схема которой изображена на рис. 1.

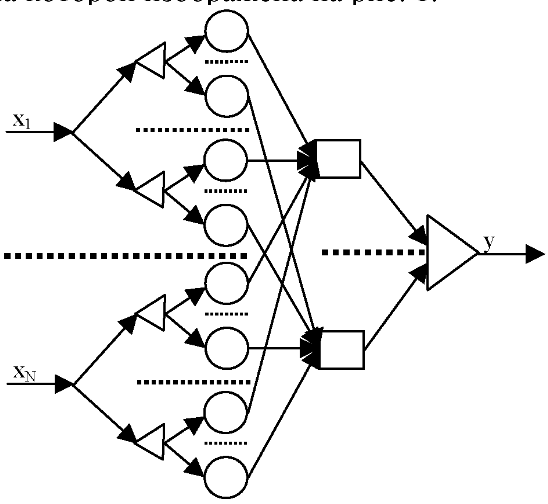



Рисунок 1 – Схема нейро-нечеткой сети

В качестве нейронов первого слоя нейро-нечеткой сети выступают блоки определения значений функций принадлежности распознаваемого экземпляра к нечетким термам признаков, сформированным на втором этапе предложенного метода. Нейроны второго слоя осуществляют вычисление принадлежностей распознаваемого экземпляра к $q$-му классу по $j$-му терму $i$-го признака. Нейроны третьего слоя определяют принадлежность распознаваемого экземпляра к каждому из классов – термам выходного признака. Единственный нейрон последнего выходного слоя сети осуществляет дефаззификацию значения выходного признака в соответствии с формулой шестого этапа разработанного метода.

Дискриминантные функции нейронов сети будут задаваться формулами:

$$\varphi^{(\eta,i)}\left(w^{(\eta,i)},x^{(\eta,i)}\right)=\sum_{j=1}^{J_\Sigma} w_j^{(\eta,i)}x_j^{(\eta,i)}+w_0^{(\eta,i)},\ J_\Sigma=\sum_{a=1}^{N}J_a,\ \eta=2: i=1,2,\ldots,J_\Sigma K;\ \eta=3: i=1,2,\ldots,K,$$

где $\eta$ – номер слоя, $i$ – номер нейрона, $j$ – номер входа нейрона, $x^{(\eta,i)}{}_j$ – значение сигнала на $j$-м входе $i$-го нейрона $\eta$-го слоя, $w^{(\eta,i)}{}_j$ – вес $j$-го входа $i$-го нейрона $\eta$-го слоя,

Функции активации нейронов сети будут задаваться формулами:

$$\psi^{(\eta,i)}(x)=x,\ \eta=2: i=1,2,\ldots,J_\Sigma K;\ \eta=3: i=1,2,\ldots,K.$$

Весовые коэффициенты нейронов второго и третьего слоев сети будут определяться по формуле:

$$w_j^{(\eta,i)}=\begin{cases}0,\ \eta=2,\ i=1,\ 2,\ \ldots,\ J_\Sigma K,\ j=0;\\ I_{abq},\ \eta=2,\ i=\beta_{abq},\ j=\left(\beta_{abq}-q\right)/K,\ a=1,\ 2,\ \ldots,N,\ b=1,\ 2,\ \ldots,\ J_a,\ q=1,\ 2,\ \ldots,\ K;\\ 0,\eta=2,\ i=\beta_{abq},\ j\neq\left(\beta_{abq}-q\right)/K,\ a=1,\ 2,\ \ldots,N,\ b=1,\ 2,\ \ldots,\ J_a,\ q=1,\ 2,\ \ldots,\ K;\\ 0,\eta=3,\ i=1,\ 2,\ \ldots,\ K,\ j=0;\\ 0,\ \eta=3,\ i=1,\ 2,\ \ldots,\ K,\ j\neq\beta_{abi},\ a=1,\ 2,\ \ldots,N,\ b=1,\ 2,\ \ldots,\ J_a,\ j=1,\ 2,\ \ldots,\ J_\Sigma K;\\ \alpha_{ai},\eta=3,\ i=1,\ 2,\ \ldots,\ K,\ j=\beta_{abi},\ a=1,\ 2,\ \ldots,N,\ b=1,\ 2,\ \ldots,\ J_a,\ j=1,\ 2,\ \ldots,\ J_\Sigma K,\end{cases}$$

где $\alpha_{iq} = \dfrac{I_{iq}}{\sum_{j=1}^{J_i}\left(I_{ijq}\right)}$, $\beta_{abq} = K\left(b - 1 + \sum_{j=1}^{a-1} J_j\right) + q$.

# Заключение

С целью решения актуальной задачи автоматизации диагностических процедур разработано математическое обеспечение для синтеза диагностических моделей в нейро-нечетком базисе.

**Научная новизна** работы заключается в том, что впервые предложен метод идентификации параметров нечетких моделей, позволяющий на основе предварительно заданных термов признаков осуществить неитеративный синтез нечетких и нейро-нечетких моделей качественных зависимостей. Предложенный метод учитывает информацию об информативности признаков, а также обеспечивает возможность взаимного преобразования синтезированных нечетких и нейро-нечетких моделей.

Диагностические модели, идентифицированные на основе разработанного метода, в виде нечетких систем или нейро-нечетких сетей целесообразно применять, когда при решении задачи важно получить возможность последующего анализа модели и процесса принятия решений, поскольку нечеткое представление обладает большей логической прозрачностью по сравнению с нейросетевыми моделями.

Как при аппаратной, так и при программной реализации, предложенные нейро-нечеткие и нейросетевые модели можно существенно упростить, если считать в сетях отсутствующими связи, веса которых равны нулю.

# Литература

1. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети / В.В. Борисов, В.В. Круглов, А.С. Федулов. – М. : Горячая линия-Телеком, 2007. – 284 с.
2. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский ; пер с польск. – М. : Горячая линия-Телеком, 2004. – 452 с.
3. Субботин С.А. Неитеративный синтез и редукция нейро-нечетких моделей / С.А. Субботин // Искусственный интеллект. – 2006. – № 3. – С. 323-330.
4. Прогрессивные технологии моделирования, оптимизации и интеллектуальной автоматизации этапов жизненного цикла авиационных двигателей : монография / А.В. Богуслаев, Ал.А. Олейник, Ан.А. Олейник [и др.]; под ред. Д.В. Павленко, С.А. Субботина. – Запорожье : ОАО «Мотор Сич», 2009. – 468 с.

***С.О. Субботін***

**Ідентифікація нейро-нечітких моделей для вирішення завдань технічної діагностики**

Розроблено метод ідентифікації параметрів діагностичних моделей у нейро-нечіткому базисі, що дозволяє синтезувати в неітеративному режимі моделі якісних залежностей за прецедентами.

***S.A. Subbotin***

**The Identification of Neuro-Fuzzy Models for Technical Diagnosis Problem Solving**

The method of diagnosis model parameter identification in neuro-fuzzy basis is developed. It allows to synthesize a qualitative dependence model on precedents in a non-iterative mode.

*Статья поступила в редакцию 01.10.2010.*